

II Conferência Internacional – Porto como Destino Turístico: Turismo e Economia Urbana.

Pereira, J. M.; Silva, IPCA

Ferreira da Silva, Amélia, IPP

Dos-Santos, M. J., ESCS-IPL

A PREVISÃO DO FRACASSO EMPRESARIAL UTILIZANDO A ANÁLISE DISCRIMINANTE E O *LOGIT* NO SECTOR HOTELEIRO PORTUGUÊS

RESUMO

O turismo é um sector em forte expansão em Portugal com um importante contributo na economia Portuguesa. Apesar disso, não existem em Portugal trabalhos de investigação que analisem o fracasso empresarial no setor da hotelaria. Este trabalho tenta por isso suprir este *gap*. O objetivo principal deste estudo visa efetuar a previsão do fracasso empresarial no setor hoteleiro Português. Para esse efeito é utilizado um modelo econométrico e um modelo de estatística multivariada. Os resultados indicam que os modelos utilizados constituem um importante contributo na definição de políticas macroeconómicas e programas de apoio ao desenvolvimento do turismo sendo igualmente relevantes para as decisões de investidores e credores.

PALAVRAS CHAVE Fracasso empresarial, modelos de previsão, análise discriminante, *logit*, turismo.

PREDICTION BUSINESS FAILURE WITH LOGIT AND DISCRIMINANT ANALYSIS. EVIDENCE FROM PORTUGUESE HOSPITALITY SECTOR

ABSTRACT

Tourism sector is in permanent expansion in Portugal with a important contribution in Portuguese economy. Despite that, there are not relevant works in this field. According this, the main goal of this paper is to develop an econometric and a multivariate model for forecasting business failure in the hospitality industry, namely, using the *logit* and discriminant analysis. The results confirm that the models used are an important contribution

in setting macroeconomic policies and to support the development of tourism is also relevant to decisions by investors and lenders programs.

KEY WORDS Business failure, prediction models, discriminant analysis, *logit*, tourism.

INTRODUÇÃO

O fracasso empresarial pode assumir as formas de fracasso económico, financeiro e/ou jurídico, atendendo, principalmente às causas que o originaram. Contudo, na maioria das vezes, estas causas concorrem simultaneamente conduzindo ao fracasso da empresa.

As causas económicas incluem os aspectos inerentes à organização das empresas, nomeadamente, os problemas de organização, as opções estratégicas, a falta de mercado para os produtos ou baixa competitividade e as estruturas de comando/liderança fracas. Ou seja, assume-se que quando a empresa não é capaz de criar riqueza, seja qual for o motivo.

As causas financeiras são igualmente muito frequentes e ocorrem devido a opções financeiras desajustadas nos investimentos, i.e., face ao desajuste entre o fluxo económico e o fluxo financeiro que tem como consequência a entrada das empresas num processo de incumprimento financeiro que acaba na sua falência, isto apesar da empresa deter inicialmente *output* final e escoamento do mesmo no mercado.

As causas jurídicas decorrem, em Portugal, do incumprimento no estipulado Código Comercial Português (1986) incluindo por um lado as dissoluções ou falências técnicas e por outro a ausência de autorização/licenças para laborar. No primeiro caso estamos perante o incumprimento do Artigo 35.º - Perda de metade do Capital, do Código das Sociedades Comerciais (se nada for feito ou para aumentar ou reduzir o capital), no segundo perante a ausência de autorização/licenças para laborar.

A elaboração de modelos de previsão do fracasso empresarial foi impulsionada pelos trabalhos pioneiros de Beaver (1966) e Altman (1968), existindo atualmente um vasto conjunto de literatura sobre o tema. Montalván e outros (2011) apresentam a listagem dos trabalhos relevantes efectuados na última década, verificando-se posteriormente uma profusão de trabalhos nesta área com sucessivos aperfeiçoamentos metodológicos.

A crise económica e financeira iniciada em 2008 nos Estados Unidos da América alastrou-se posteriormente a toda a Europa. Portugal foi fortemente afectado, dado o elevado grau de abertura ao exterior do país e a sua grande dependência das exportações. Paralelamente o país debate-se com uma

crise das finanças públicas devido ao seu endividamento excessivo em períodos anteriores. Atualmente o país encontra-se sobre ajuda financeira do Banco Central Europeu, Comissão Europeia e Fundo Monetário Internacional.

Neste contexto macroeconómico a indústria exportadora e o turismo têm-se revelado um importante amortecedor da crise económica. As exportações Portuguesas representaram cerca de 36%, 39% e 41% no peso no PIB de 2011; 2012 e 2013, respectivamente (INE, 2014). Durante este mesmo triénio o peso do sector turístico no PIB passou de cerca de 10% para 13%. Neste último ano as receitas do setor turístico cresceram 7,5% (INE, 2014).

Para esse facto contribuíram a instabilidade política nos países mediterrânicos, a crescente valorização qualitativa do sector turístico Português, associada quer aos recursos naturais quer ao património histórico e cultural, quer à posição geográfica Portuguesa e à sua proximidade com os países do mediterrâneo e Norte de Africa, caracterizados por excelentes condições climáticas, para a prática de turismo de diferente natureza.

Por tudo isto, o turismo é um dos sectores empresariais com maior potencial em termos económicos e sociais, nomeadamente, pelo elevado nível de empregabilidade que proporciona, bem como pelo seu efeito multiplicador na economia Portuguesa. O papel estratégico do turismo na economia Portuguesa tem sido reconhecido pelos decisores políticos que lhes dedicaram programas de desenvolvimentos específicos, com a afectação de importantes verbas financeiras, quer nacionais, quer da União Europeia, como por exemplo o *Joint European Support for Sustainable Investment in City Areas*; o Fundo de Desenvolvimento Urbano – Turismo, Regime Geral dos Financiamentos do Turismo de Portugal, I.P. e os programas inseridos no Quadro de Referência Estratégico Nacional (AMECO, 2013).

Apesar da elevada importância económica e social do turismo em Portugal não existem nesta área trabalhos de investigação sobre o fracasso empresarial com a finalidade de preverem e anteciparem o fracasso das empresas turísticas, como auxílio à tomada de decisão dos agentes do sector. Este artigo pretende colmatar essa lacuna na literatura portuguesa, ao apresentar e comparar dois modelos de previsão do fracasso empresarial no sector do turismo, para empresas representativas do sector da oferta turística hoteleira portuguesa.

BREVE RESUMO DO ESTADO DA ARTE

A elevada taxa de mortalidade das organizações empresariais é um fenómeno que preocupa os decisores políticos e tende a ser maior nas sociedades e economias mais exposta à lógica do mercado livre e da concorrência. Assim, não podemos dizer que é um fenómeno evitável já que é inerente ao próprio sistema, no entanto, pode e deve ser minimizado pois representa em si um processo de destruição de riqueza.

Foi a partir da década de sessenta que surgiram os estudos pioneiros sobre a previsão do fracasso empresarial. Na maioria dos trabalhos aplicaram-se técnicas estatísticas ou técnicas de *data mining* aos dados contabilísticos das empresas, com o objectivo de obter modelos de previsão que permitissem dar indicações sobre se uma empresa poderá ou não chegar a uma situação de insolvência no futuro (BEAVER, 1966; ALTMAN, 1968; MARTIN, 1977; TAN e KIANG, 1992) entre outros.

No entanto, nem todos os estudos perseguiram o objetivo supra referido. Alguns dos primeiros trabalhos tinham como objetivo provar se os dados contabilísticos continham informação sobre a futura solvência da empresa. Noutros estudos compararam-se modelos para discriminar entre as melhores alternativas (GENTRY, NEWBOLD, WHITFORD, 1985; ALY, BARLOW, JONES, 1992; KOH e TAN, 1999; CHARITOU, NEOPHYTOU, CHARALAMBOUS, 2004), outros tentaram comprovar a eficácia de alguns modelos ao longo do espaço e do tempo (LIZARRAGA, 1998; GRICE e DUGAN, 2001).

Num estudo sobre previsão do fracasso empresarial um dos primeiros aspetos que temos necessidade de definir é o conceito de fracasso que se vai utilizar. Na literatura da especialidade o mesmo tem sido abordado de diversas maneiras por distintos autores: falência jurídica, insolvência, suspensão de pagamentos ou perdas continuadas. Perante a ausência de uma teoria geral do fracasso empresarial não há uma definição única para este conceito. Esta é uma limitação importante, uma vez que a seleção da amostra, tanto para as empresas “não fracassadas” como para as empresas fracassadas depende da definição que se utilize de fracasso empresarial.

O modelo clássico mais vezes referenciado na literatura sobre a previsão da solvência empresarial é o de Altman (1968), que utiliza a análise discriminante tendo tido posteriormente sucessivos desenvolvimentos, nomeadamente, (BLUM, 1974; ELAM, 1975; ALTMAN, HALDEMAN, NARAYANAN, 1977; MOYER, 1977; NORTON e SMITH, 1979) entre outros. O surgimento de trabalhos enfatizando as limitações desta teoria terá influenciado os investigadores a utilizar outras metodologias, nomeadamente, os modelos de regressão *logit* e *probit*.

ANÁLISE DISCRIMINANTE

A análise discriminante surgiu com o objetivo de se distinguir estatisticamente entre dois ou mais grupos de indivíduos ou de objetos. Esta técnica de análise multivariada é utilizada para descobrir as características ou fatores que distinguem os elementos de um grupo dos de outro, permitindo que com as características conhecidas de um novo elemento seja previsível determinar a que grupo pertence (SANTOS, HENRIQUES, FRAGOSO, CARVALHO, 2011; REIS, 1997).

A aplicação desta técnica na análise financeira foi inicialmente destinada a abordar a questão da previsão da falência ou fracasso empresarial. O objetivo era obter um indicador de pontuação ou 'Z' (variável dependente de uma função) que resultava da combinação linear de algumas variáveis independentes (índices financeiros ou indicadores) (GABÁS, 1990).

Fundamentos técnicos da análise discriminante

Os fundamentos técnicos deste tipo de análise podem ser apresentados, como um sistema de pontuações que, a cada elemento, lhe faz corresponder uma pontuação resultante de uma média ponderada dos valores que, para ele, assumem as variáveis independentes. Uma vez determinada essa pontuação, ela pode ser transformada numa probabilidade *a posteriori* desse elemento pertencer a cada um dos grupos. Segundo Reis (1997) se considerarmos as variáveis discriminantes como eixos definindo um espaço p -dimensional, cada caso poderá ser representado nesse espaço por um ponto cujas coordenadas são determinadas pelos valores das p variáveis para esse mesmo indivíduo. Se os diversos grupos em estudo apresentarem um comportamento relativamente diferenciado relativamente a essas variáveis, será possível imaginar cada grupo representado por um conglomerado de pontos com contornos relativamente nítidos e separados dos restantes grupos. Não obstante os grupos poderem ter alguns elementos sobrepostos, é possível identificar os seus territórios e posiciona-los a partir de uma medida da sua posição típica descritiva, isto é, o centróide de cada grupo.

O centróide corresponde à média aritmética das variáveis discriminantes para os elementos pertencentes ao mesmo grupo. A distância entre os centróides de dois grupos permite verificar a significância estatística das funções discriminantes.

O principal objetivo da análise discriminante linear aplicado à análise do fracasso empresarial é estabelecer uma função linear que classifique o mais corretamente possível os dois grupos em que se divide a população: empresas não fracassadas e empresas fracassadas, a partir de rácios económico-

financeiros calculados com base nas demonstrações financeiros das respectivas empresas. Essa combinação linear de variáveis independentes é a função discriminante de Fisher e pode ser descrita da seguinte maneira:

$$Z_i = W_0 + W_1X_{1i} + W_2X_{2i} + \dots + W_mX_{mi}$$

onde:

Z_i : é a pontuação discriminante obtida pela empresa i da amostra;

X_{mi} : é o valor apurado do rácio financeiro m da empresa i ;

W_i : são os coeficientes de ponderação das variáveis discriminantes.

Vantagens e limitações desta técnica

Foram vários os autores que se referiram às limitações da análise discriminante quando aplicada em estudos sobre previsão de fracasso (EISENBEIS, 1977; PINCHES, 1980; SUNG, CHANG, LEE, 1999).

As principais limitações relacionam-se com a distribuição das variáveis, a dispersão da matriz de covariâncias, a determinação da significância individual das variáveis, os erros de classificação ou a redução da dimensão e a aplicação dos modelos *a priori*. Apesar das limitações metodológicas de muitos dos trabalhos que utilizaram a análise discriminante, esse facto não invalida os bons resultados que alcançaram com os seus estudos.

Entre as vantagens da análise discriminante podemos referir a sua capacidade para incorporar múltiplos rácios financeiros simultaneamente, bem como a sua capacidade de combinar variáveis independentes (SUNG, CHANG, LEE, 1999). Outra vantagem deste método é que, uma vez desenvolvido o modelo, a sua aplicação é muito simples.

O MODELO LOGIT

O modelo *logit* obtém-se a partir da regressão logística. Esta regressão pode ser utilizada quando a variável dependente é binária ou dicotómica (HOSMER e LEMESHOW, 1989).

Principais fundamentos do modelo *logit*

O nome de regressão logística provém da transformação logística operada com a variável dependente. O procedimento que calcula os coeficientes logísticos compara a probabilidade de que um evento ocorra e a probabilidade do seu complementar e designa-se de *odds* (HAIR e outros, 1998).

Como refere Ferrando e Blanco (1998: 522) num modelo de regressão logística, a relação entre a probabilidade de não fracasso numa empresa i (P_i) e o valor dos m *ratios* financeiros dessa empresa num determinado ano (X_{ji}) é de uma curva em S delimitada entre zero e um”, e pode ser representada pela expressão (1).

$$P_i = \text{Prob} [Y_i = 1 / (X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{mi})] = \frac{1}{1 + e^{-z_i}} \quad (1)$$

A expressão (2) resulta da substituição de Z_i por uma relação linear, na qual α e β_j representam os coeficientes a estimar.

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \sum_j \beta_j X_{ji})}} \quad (2)$$

Como já referimos, para obter o *logit* a partir do modelo logístico, temos que fazer uma transformação do modelo. Essa transformação, designada por *logit* P_i é dada pelo logaritmo natural da divisão de P_i pelo seu complementar ($1 - P_i$) (KLEINBAUM, 1996). Os coeficientes estimados β_j podem ser interpretados separadamente representando a importância ou significância de cada uma das variáveis independentes na explicação da probabilidade de fracasso estimado (OHLSON, 1980; MENSAH, 1984; ZAVGREN, 1985).

Vantagens e limitações do modelo *Logit*

Segundo Mora (1996) ao modelo *logit* também se aplicam algumas das limitações mencionadas para a análise discriminante, nomeadamente, a não consideração das probabilidades prévias e dos erros de classificação, sempre que se utilize como ponto de corte 0,5 e também a aplicação dos modelos *à priori*.

Uma das vantagens deste modelo prende-se com o facto de admitir que as variáveis independentes possam ser categóricas, permitindo que as variáveis explicativas não se reduzam

unicamente a rácios económicos e financeiros ou variáveis métricas, possibilitando desta forma a utilização de informação não financeira ou qualitativa (FERRANDO e BLANCO, 1998).

Para Lo (1986) o modelo *logit* é mais robusto que a análise discriminante, já que é aplicável a outras distribuições que não a normal. De igual forma Constand e Yazdipour (2011) e Choy e outros, (2011) afirmam que, em termos de modelo de regressão logística, a taxa prevista de fracasso financeiro das empresas pode indicar que o crédito de risco corporativo tem mais importância económica do que os valores de z-score estimados pela análise discriminante.

METODOLOGIA

A amostra de empresas foi obtida a partir da base de dados SABI - Sistema de Análise de Balanços Ibéricos (2013), tendo-se seleccionado uma amostra composta por 67 empresas fracassadas e 230 empresas não fracassadas Portuguesas na área da oferta turística, pertencentes ao sector Alojamento com o Código de Actividade Económica n.º 55 (CAE 55) para os anos de 2005 a 2009. Posteriormente a referida amostra foi subdividida em outras duas amostras, uma de teste, composta por 49 empresas fracassadas seleccionadas de forma aleatória e por 195 empresas não fracassadas e outra amostra de validação, com as restantes (35 empresas não fracassadas e 18 empresas fracassadas).

No presente estudo identificamos como empresa como fracassada se tivesse ocorrido um processo de insolvência ou a mesma tenha sido declarada pelos tribunais.

Seleção das variáveis

A falta de uma base teórica que explique o fracasso empresarial e sirva de orientação no processo de seleção das variáveis explicativas permitiu que se utilizassem múltiplos critérios na seleção das mesmas. A seleção das variáveis independentes foi efectuada através de rácios económico-financeiros e teve por base a sua maior utilização e nível de significância obtido em diversos estudos publicados na literatura sobre o tema. A lista dos 30 rácios seleccionados que se elaboraram com a informação do Balanço e da Demonstração dos Resultados das empresas que compõem a amostra encontra-se no quadro seguinte.

Por Favor inserir aqui Quadro 1: Lista dos indicadores utilizados

Técnicas utilizadas e resultados obtidos

No presente trabalho elaboramos dois modelos preditivos utilizando a análise discriminante e o modelo *logit*. O *software* estatístico utilizado foi o SPSS 21.0 para o *Windows*.

A análise discriminante permitiu identificar as variáveis explicativas que melhor distinguem entre empresas fracassadas e empresas não fracassadas tendo-se obtido a seguinte função discriminante canónica:

$$Z = -4,611 + 0,234 * X3 - 0,953 * X6 + 3,385 * X12 + 4,686 * X15$$

onde,

X3 = Ativo circulante / Passivo a curto prazo;

X6= Disponibilidades / Passivo corrente;

X12= Cash-flow / Passivo total;

X15= Proveitos operacionais / Custos operacionais

Quanto maior for o *Z-score* ou pontuação atribuída a uma determinada empresa menor será o risco de fracasso.

Na tabela 1 podemos verificar a significância da função discriminante obtida. A estatística *Lambda de Wilks* serve para testar a significância da função discriminante. O *Lambda de Wilks* vai medir, numa escala de zero a um, quão próximo do ótimo teórico se está, sendo que a situação ótima corresponde ao valor zero (MAROCO, 2003).

No presente estudo, o *Lambda de Wilks* é de 0,459. Uma vez que o *p_value* tende para zero podemos referir que existe evidência estatística que comprova que a função discriminante é significativa.

Por favor inserir aqui Tabela 1. Significância da função discriminante

Contudo, não foi possível demonstrar a igualdade de matrizes de variância-covariância, dado que o teste de *Box* apresenta um $p_value < 0,001$ o que significa que rejeitamos H_0 , ou seja, rejeitamos a hipótese nula de igualdade das matrizes de variância-covariância para os dois grupos de empresas.

Por favor inserir aqui Tabela 2. Teste de Box

Para classificar cada empresa das várias amostras utilizamos como ponto de corte o valor 0 (zero). Os resultados obtidos com a amostra de teste constam da tabela 3. Este modelo obteve um nível de acerto global na classificação das empresas de 99%, sendo o erro tipo II (este tipo de erro ocorre quando se considera uma empresa saudável como fracassada) de 0%. O erro tipo I (que corresponde ao facto de se classificar uma empresa fracassada como saudável), foi de 4%.

Por favor inserir aqui Tabela 3. Resultados da amostra de teste

Os resultados da amostra de validação encontram-se na tabela 4. Verificamos que a percentagem global de acerto se manteve elevada (96%). Das 51 empresas que constituíam esta amostra apenas 2 não foram classificadas no grupo a que pertenciam. O erro tipo I foi de 6% e o erro tipo II de 3%.

Por favor inserir aqui Tabela 4. Resultados da amostra de validação

Aplicando o modelo obtido aos dados da mesma amostra global, mas agora relativamente ao segundo e terceiro ano antes do fracasso, verificamos que o erro tipo II se mantém baixo, sendo que o erro Tipo I aumenta significativamente, como podemos visualizar através dos dados apresentados nas tabelas 5 e 6.

Por favor inserir aqui Tabela 5. Resultados da amostra referente ao 2.º ano prévio

Por favor inserir aqui Tabela 6. Resultados da amostra referente ao 3.º ano prévio

A estimação do modelo *logit* foi baseada nos dados da amostra de teste, constituída por 49 empresas fracassadas e 195 não fracassadas, seguindo o procedimento *stepwise forward wald*. As variáveis explicativas com significado no modelo incluíram a variável X15 (Proveitos operacionais / Custos operacionais) e a variável X30 (Fundo de maneio / Ativo total) que podemos ver na tabela 7.

Por favor inserir aqui Tabela 7. Parâmetros estimados e nível de significância

Separadamente, cada um dos coeficientes é significativamente diferente de zero. A estatística *Wald*, que segue uma distribuição Qui-Quadrado, permite rejeitar a hipótese nula com um erro inferior a 5%. Com base na tabela anterior podemos verificar que a um nível de significância de 5% as duas variáveis são significativas.

Ao substituir a função estimada na expressão 2 obtém-se a probabilidade de fracasso de uma determinada empresa:

- Se $P > 0,5$ a empresa é classificada como pertencente ao grupo das empresas não fracassadas;
- Se $P < 0,5$ a empresa é classificada como pertencente ao grupo das empresas fracassadas.

Uma vez que o modelo procura maximizar a verosimilhança de um evento ocorrer (fracassar ou manter-se em atividade), a medida do bom ajustamento é dada pelo valor da verosimilhança. Desta obtém-se o coeficiente de determinação de Cox e Snell modificado proposto por Nagelkerke. De acordo com esta medida, a variação do resultado da variável dependente é explicada aproximadamente 91% pelo modelo logístico estimado, isto é, neste modelo as variáveis independentes explicam cerca de 91% do comportamento da variável dependente.

Para comprovar a qualidade do ajustamento dos valores estimados utilizamos o teste de Hosmer-Lemeshow. Este é um teste Qui-Quadrado à hipótese nula de inexistência de diferenças entre os valores observados e os valores previstos pelo modelo. Uma boa qualidade do ajustamento equivale a um teste Qui-Quadrado com um valor de $p > 0,05$. Com base nos valores da tabela chega-se à conclusão de não rejeição de H_0 , isto é, não rejeitamos a hipótese de que o modelo fornece um bom ajustamento aos dados.

Por favor inserir aqui Tabela 8. Teste Hosmer-Lemeshow

Os resultados obtidos encontram-se nas tabelas seguintes e permitem-nos verificar que o modelo apresenta uma elevada percentagem de acerto na classificação das empresas da amostra de teste. Com os dados das empresas da amostra de validação aumentou a percentagem de acertos na classificação das empresas não fracassadas, não obstante se constatar uma significativa diminuição na percentagem de acertos na classificação das empresas não fracassadas.

Por favor inserir aqui Tabela 9. Resultados da amostra de teste

Por favor inserir aqui Tabela 10. Resultados da amostra de validação

À semelhança do sucedido com a análise discriminante, também o modelo *logit* estimado apresenta um decréscimo na sua capacidade preditiva à medida que nos afastamos do ano para o qual o modelo foi estimado. A percentagem global de acertos foi igual para o segundo e terceiro ano prévio ao fracasso (87%), como se pode observar nas tabelas 11 e 12. O erro tipo I nos dois anos referidos foi inferior ao obtido com o modelo de análise discriminante, 34% para o segundo ano prévio e 36% para o terceiro. O erro tipo II apresentou o mesmo valor nos dois anos (6,5%), sendo neste caso superior ao obtido com a análise discriminante, 3% e 4%, respetivamente.

Por favor inserir aqui Tabela 11. Resultados da amostra referente ao 2.º ano prévio

Por favor inserir aqui Tabela 12. Resultados da amostra referente ao 3.º ano prévio

Apesar de reconhecermos que a fiabilidade dos dados nos modelos propostos é absolutamente determinante da qualidade e utilidade dos mesmos, a verdade é que de momento não dispomos de meios que possam evitar este viés. Estudos anteriores sobre a realidade portuguesa (MENDES e RODRIGUES, 2007; SOARES, 2003) revelaram que esse problema é relevante, pois existem “indícios de manipulação dos resultados pelas empresas com dificuldades financeiras dois anos antes da

respectiva entrada do processo em tribunal, essencialmente por via da redução de custos operacionais e consequente aumento dos resultados” (MENDES e MOREIRA, 2008, p. 3). Este risco é reconhecido igualmente na literatura e reconhece-se existir quer empresas em dificuldades financeiras, quer empresas financeiramente estáveis (WATTS e ZIMMERMAN, 1978; JENSEN e MECKLING, 1976). Deste modo, a existência de contas auditadas e o conteúdo dos respectivos relatórios é uma variável qualitativa que deve ser incorporada em futuras investigação.

CONCLUSÃO

A sustentabilidade das organizações exige um *pensamento sistémico*. Qualquer abordagem parcial desta questão é naturalmente reducionista e pouco conclusiva. O problema do fracasso empresarial tem várias dimensões. As suas causas são diversas e interactivas. Naturalmente, não podemos reduzir a realidade socioeconómica duma organização a um conjunto de indicadores quantitativos. Não obstante, estes indicadores, quando baseados em dados fidedignos, têm um grande poder informativo sobre a evolução provável dessa organização. Neste contexto, a pretensão do nosso trabalho não foi explorar as causas do fracasso empresarial mas sim encontrar modelos que nos ajudem a antecipar esse fracasso, de modo a que os decisores possam, pelo menos, minimizar os potenciais efeitos negativos deste fenómeno.

A análise dos resultados permite concluir que os dois modelos proporcionaram um nível de acerto global na classificação das empresas de 99%, sendo o erro tipo II de 0% na análise discriminante e de 0,5% no modelo de regressão *logit*, o que indica um elevado grau de ajustamento do modelo aos dados, bem como a sua utilização futura com bases de dados mais representativas de todo o sector turístico.

Os resultados obtidos permitem igualmente concluir que os modelos utilizados constituem um importante contributo na definição de políticas macroeconómicas e programas de apoio ao desenvolvimento do turismo sendo igualmente relevantes para as decisões de investidores e credores.

REFERÊNCIAS

ALTMAN, E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, v. 23, n. 4, p. 589-609, 1968.

ALTMAN, E. I; HALDEMAN, R. G; NARAYANAN P. Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. *Journal of Banking and Finance*, v.1, n. 1, p. 29-54, 1977.

ALY, I. M; BARLOW, H. A; JONES, R. W. The Usefulness of SFAS N.º 82 (Current Cost) Information in Discriminating Business Failure: An Empirical Study. *Journal of Accounting, Auditing and Finance*, v. 7, n. 2, p. 217-229, 1992.

BEAVER, W. H. Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, Supplement, v. 4, n. 3, p. 71-111, 1966.

BLUM, M. Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research*, v. 12, n. 1, p. 1-25, 1974.

CHOY, S. L. W; MUNUSAMY, J; CHELLIAH, S; MANDARI, A. Effects of Financial Distress Condition on the Company Performance: A Malaysian Perspective. *Review of Economics & Finance*, v. 1, n.4, p. 85-99, 2011.

CONSTAND, R. L; RASSOUL, Y. Firm Failure Prediction Models: A Critique and a Review of Recent Developments. In: RASSOUL, Y. (Ed) *Advances in Entrepreneurial Finance: With Applications from Behavioral Finance and Economics*, p. 185-194, 2011.

CHARITOU, A; NEOPHYTOU, E; CHARALAMBOUS, C. Predicting Corporate Failure: Empirical Evidence for the UK. *European Accounting Review*, v. 13, n. 3, p. 465-497, 2004.

DIÁRIO DA REPÚBLICA II SÉRIE. Código Comercial Português. Decreto-lei nº 262/86, 1986.

SANTOS, M.J.P.L; HENRIQUES, P.D.S; FRAGOSO, R.M.S; CARVALHO, M.L.S. As atitudes dos agricultores face à Política Agrícola Comum (PAC) e ao projecto de regadio de Alqueva. *Revista de Economia e Sociologia Rural*, v. 49, n. 1, p. 233-256, 2011.

EISENBEIS, R. A. Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance, and Economics. *The Journal of Finance*, v. 32, n. 3, p. 875-900, 1977.

ELAM, R. The Effect of Lease Data on the Predictive Ability of Financial Ratios. *The Accounting Review*, v. 50, n. 1, p. 25-43, 1975.

FERRANDO, M; BLANCO, F. La Previsión del Fracaso Empresarial en la Comunidad valenciana: Aplicación de los Modelos Discriminante y Logit. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, v. 27, n. 95, p. 499-540, 1998.

GABÁS TRIGO, F. *Técnicas Actuales de Análisis Contable. Evaluación de la Solvencia Empresarial*. Instituto de Contabilidad y Auditoria de Cuentas. Madrid: Ministerio de Economía y Hacienda. 1990.

GENTRY, J. A; NEWBOLD, P; WHITFORD, D. T. Classifying Bankruptcy Firms with Funds Flow Components. *Journal of Accounting Research*, v. 23, n. 1, p. 146-160, 1985.

GRICE, J. S; DUGAN, M. T. The Limitations of Bankruptcy Prediction Models: Some Cautions for the Researcher. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, v. 17, n. 2, p. 151-166, 2001.

HAIR, J. F; ANDERSON, R. E; TATHAM, R. L; BLACK, W. C. *Multivariate data analysis*. New Jersey: Prentice Hall, 1998.

HOSMER D. W; LEMESHOW S. *Applied Logistic Regression*. John Wiley & Sons, 1989. 307 p.

INE – Instituto Nacional de Estadística. Contas Económicas do Turismo, 2013.

JENSEN, M; MECKLING. W. Theory of the firm: managerial behavior, agency costs and ownership structure. *Journal of Financial Economics*, v. 3, p. 305–360, 1976.

KLEINBAUM, D. G. *Logistic Regression: A Self-Learning Text*. New York: Springer-Verlag, 1996. 282 p.

KOH, H. C; TAN, S. S. A Neural Network Approach to the Prediction of Going Concern Status. *Accounting and Business Research*, v. 29, n. 3, p. 211-216, 1999.

LIZARRAGA, F. D. Modelos de Previsión del Fracaso Empresarial: Funciona entre nuestras Empresas el Modelo de Altman de 1968?. *Revista de Contabilidad*, v. 1, n. 1, p. 137-164, 1998.

LO, A. W. Logit Versus Discriminant Analysis: a Specification Test and Application to Corporate Bankruptcy. *Journal of Econometrics*, v. 31, n. 2, p. 151-178, 1986.

MAROCO, J. *Análise Estatística com Utilização do SPSS*. 1ª ed. Lisboa: Sílabo, 2003. 487 p.

MARTIN, D. Early warning of bank failure: a logit regression approach. *Journal of Banking and Finance*, v. 1, n. 3, p. 249-276, 1977.

MENDES, C; RODRIGUES, L. Determinantes da Manipulação Contabilística. *Revista de Estudos Politécnicos (Polytechnical Studies Review)*, v. 4, n. 7, p. 189-210, 2007.

MENSAH, Y. M. The Differential Bankruptcy Predictive Ability of Specific Price Level Adjustments: Some Empirical Evidence. *The Accounting Review*, v. 58, n. 2, p. 228-246, 1984.

MONTALVÁN, S.M; DELGADO, F.I.A; O´SHEE, D.F; YAMASTIRO, M.A. Determinantes de la Insolvencia Empresarial en el Perú. *Revista Latinoamericana de Administración*, v.47, p. 126-139, 2011.

MOYER, R. C. Forecasting Financial Failure: A Re-Examination. *Financial Management*, v. 6, n. 1, p. 11-17, 1977.

OHLSON, J. S. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, v. 18, n. 1, p. 109-131, 1980.

OLIVEIRA, M. *Manipulação dos resultados por empresas em dificuldades financeiras: um estudo para um caso português*. 2008. 78 p. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Economia do Porto, Porto, 2008.

PINCHES, G. E. Factors Influencing Classification Results From Multiple Discriminant Analysis. *Journal of Business Research*, v. 8, n. 4, p. 429-456, 1980.

REIS, E. *Estatística Multivariada Aplicada*. Lisboa: Sílabo, 1997. 343 p.

SABI - Sistema de Análise de Balanços Ibéricos. Base de Dados de Indicadores Económico-Financeiros das empresas Portuguesas, 2013.

SOARES, N. *Evidence on Earnings Management of Portuguese M&A target firms*. 2003. 86 p. Dissertação do Mestrado de Ciências Empresarias, Faculdade de Economia do Porto, Porto, 2003.

SUNG, T. K; CHANG, N; LEE, G. Dynamics of Modeling in Data Mining: Interpretive Approach to Bankruptcy. *Journal of Management Information Systems*, v. 16, n. 1, p. 63- 85, 1999.

WATTS, R; ZIMMERMAN, J. Towards a Positive Theory of the Determination of Accounting Standards. *The Accounting Review*, v. 53, n. 1, p. 112-134, 1978.

ZAVGREN, C. V. Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, v. 12, n. 1, p. 19-45, 1985.

Quadro 1: Lista dos indicadores utilizados

RÁCIO	
X1	(Ativo circulante - existências) / Passivo circulante
X2	Ativo circulante / Ativo total
X3	Ativo circulante / Passivo a curto prazo
X4	Ativo total / Passivo total
X5	(Ativo circulante - Passivo circulante) / Passivo total
X6	Disponibilidades / Passivo corrente
X7	Passivo total / Ativo total
X8	Passivo total / Fundo de maneoio
X9	Capital próprio / Vendas líquidas
X10	Passivo total / Capital próprio
X11	Cash-flow / Passivo a curto prazo

X12	Cash-flow / Passivo Total
X13	Vendas / Ativo total
X14	Custos com pessoal / Proveitos operacionais
X15	Proveitos operacionais / Custos operacionais
X16	Resultado líquido / Passivo total
X17	Resultado líquido / Ativo total
X18	Resultados antes de impostos / Ativo total
X19	(Resultados antes de impostos + Custos financeiros) / Total de vendas
X20	Resultados antes de impostos / (Resultados antes de impostos + Custos financeiros)
X21	Capital próprio / (Capital próprio + Passivo)
X22	Capitais alheios / (Capital próprio + Passivo)
X23	Resultado operacional /Ativo
X24	Dívidas financeiras/Resultados operacionais
X25	Dívidas financeiras/Proveitos operacionais
X26	Custos financeiros/Dívidas financeiras
X27	(Ativo circulante – Dívidas financeiras a curto prazo) /Ativo total
X28	Capital próprio /Total ativo
X29	Resultados operacionais /Ativo total
X30	Fundo de maneo /Ativo total

Tabela 1. **Significância da função discriminante**

FUNÇÃO DISCRIMINANTE	LAMBDA DE WILKS	QUI-QUADRADO	P_VALUE
$Z = -4,611 + 0,234 * X3 - 0,953 * X6 + 3,385 * X12 + 4,686 * X15$	0,459	59,166	<0,001

Tabela 2. **Teste de Box**

TESTE DE BOX	P_VALUE
84,048	0,000

Tabela 3. **Resultados da amostra de teste**

		GRUPO PREVISTO					
		Valor			Percentagem		
		F	NF	Total	F	NF	Total
GRUPO ATUAL	F	47	2	49	96%	4%	100%
	NF	0	195	195	0%	100%	100%
Acerto global do modelo				242	99,00%		

Tabela 4. Resultados da amostra de validação

		GRUPO PREVISTO					
		Valor			Percentagem		
		F	NF	Total	F	NF	Total
GRUPO ATUAL	F	17	1	18	94%	6%	100%
	NF	1	34	35	3%	97%	100%
Acerto global do modelo				51	96,00%		

Tabela 5. Resultados da amostra referente ao 2.º ano prévio

		GRUPO PREVISTO					
		Valor			Percentagem		
		F	NF	Total	F	NF	Total
GRUPO ATUAL	F	42	25	67	63%	37%	100%
	NF	6	224	230	3%	97%	100%
Acerto global do modelo				266	90,00%		

Tabela 6. Resultados da amostra referente ao 3.º ano prévio

		GRUPO PREVISTO					
		Valor			Percentagem		
		F	NF	Total	F	NF	Total
GRUPO ATUAL	F	40	27	67	60%	40%	100%
	NF	9	221	230	4%	96%	100%
Acerto global do modelo				261	88,00%		

Tabela 7. Parâmetros estimados e nível de significância

PARÂMETROS	COEFICIENTES	ESTATÍSTICA WALD	P_VALUE
X15	12,821	17,146	0,000
X31	-2,630	7,676	0,006
Constante	-13,086	14,394	0,000

Tabela 8. Teste Hosmer-Lemeshow

QUI-QUADRADO	P_VALUE
10,055	0,261

Tabela 9. Resultados da amostra de teste

		GRUPO PREVISTO					
		Valor			Percentagem		
		F	NF	Total	F	NF	Total
GRUPO ATUAL	F	45	4	49	92%	8%	100%
	NF	1	194	195	0,5%	99,5%	100%

Acerto global do modelo	239	99,00%
--------------------------------	-----	--------

Tabela 10. Resultados da amostra de validação

		GRUPO PREVISTO					
		Valor			Percentagem		
		F	NF	Total	F	NF	Total
	GRUPO ATUAL	F	NF	Total	F	NF	Total
	F	17	1	18	94%	6%	100%
	NF	1	34	35	3%	97%	100%
Acerto global do modelo		51			96,00%		

Tabela 11. Resultados da amostra referente ao 2.º ano prévio

		GRUPO PREVISTO					
		Valor			Percentagem		
		F	NF	Total	F	NF	Total
	GRUPO ATUAL	F	NF	Total	F	NF	Total
	F	44	23	67	66%	34%	100%
	NF	15	215	230	6,5%	93,5%	100%
Acerto global do modelo		259			87,00%		

Tabela 12. Resultados da amostra referente ao 3.º ano prévio

		GRUPO PREVISTO					
		Valor			Percentagem		
		F	NF	Total	F	NF	Total
	GRUPO ATUAL	F	NF	Total	F	NF	Total
	F	43	24	67	64%	36%	100%
	NF	15	215	230	6,5%	93,5%	100%

Acerto global do modelo	258	87,00%
--------------------------------	------------	---------------